令和元年度

プロジェクト研究報告書

避難所を想定した時間的に変化する学生の食糧ニーズの予測

1200381　　横田 励矢

指導教員　　福本 昌弘

2020 年 3 月 6 日

高知工科大学 情報学群

要 旨

避難所を想定した時間的に変化する学生の食糧ニーズの予測

横田 励矢

2016 年に発生した熊本地震では, 被災者に対して多くの支援物資が届けられた．この際, 輸送の遅延や外部との連絡の遅延により， 時間とともに変化する被災地ニーズと実際に被災地に送られてくる支援物資の間に不一致が生じ, 大量の支援物資が余ることとなった. また, 避難所では, 避難所に配布される食糧と避難所の食糧ニーズが異なった. 例えば, 老人ばかりの避難所では, 菓子パンを食べる人がほとんどいないため, 大量に余ることとなった. 災害時には, このような細かなニーズを調査するとともに予測することでニーズにあった配送をしていく必要がある．本論文では, 研究室を避難所と想定したときの学生の時間的に変化する食糧ニーズを予測することを目的とし, 重回帰分析を用いて予測した食糧ニーズと実際の食糧ニーズを比較する. また, 説明変数の組み合わせを絞り, 予測精度を比較することで時間とともに変化していく食料ニーズにどのような要因があるかを明らかにしている.

キーワード　重回帰分析, 予測, 食糧ニーズ

目次

図目次

表目次

第 1 章

はじめに

1.1　本研究の背景と目的

災害時, 支援物資は, 被災者に対して被災地外（物資供給者）から一次集積拠点（県）, 二次集積拠点（市町村）, 避難所といった順で届けられる．この際, 支援物資は, プッシュ型とプル型による支援が必要になる. 発災直後は, ニーズの把握が困難のため, 国が被災した自治体からの具体的な要請を待たずに被災者に必要不可欠と見込まれる支援物資を緊急輸送するプッシュ型支援が必要になる. 一方で, ニーズの把握が十分に得られる状況では, ヒアリングした上でニーズに応じた輸送をするプル型支援が必要である．実際, 2016 年に発生した熊本地震では, 発災直後にプル型, その後プッシュ型に一時移行し, 再度プル型による支援を行った. しかし, 輸送の遅延や外部との連絡の遅延により， 時間とともに変化する被災者ニーズと実際に避難所に送られてくる支援物資の間に不一致が生じ, 大量の支援物資が余ることとなった. また, 避難所では, 避難所に配布される食糧と避難所の食糧ニーズが異なった. 例えば, 老人ばかりの避難所では, 菓子パンを食べる人がほとんどいないため, 大量に余ることとなった. 災害時には, このような細かなニーズを調査するとともに予測することでニーズにあった配送をしていく必要がある．そこで本研究では, 食糧ニーズの予測方法を検討し, 研究室学生の時間的に変化する食糧ニーズを予測することを目的とする. また, 予測する際に時間とともに変化していく食糧ニーズにどのような要因があるかを明らかにする.

1.2　本文の構成

本論文の構成について述べる. 第 2 章では, 予測方法の検討や食糧ニーズの調査方法, 予測方法について述べる. 第 3 章では, 予測した食糧ニーズと実際の食糧ニーズの比較にし,　得られた結果について考察を行う. また, 得られた食糧ニーズにどのような特徴があるか述べる. 第 4 章では, 本研究における結論および今後の課題について述べる.

第 2 章

食糧ニーズの予測方法

災害時, 被災地では, 避難所の食糧ニーズと避難所に送られる食糧が異なった. 例えば, 老人ばかりの避難所では, 菓子パンを食べる人がほとんどいないため, 大量に余ることとなった. 災害時には, このような細かなニーズを調査するとともに予測することでニーズにあった配送をしていく必要がある. 本章では, 研究室学生の食糧ニーズを予測する方法について検討する. また, 細かなニーズを把握するために研究室学生の食糧ニーズの調査する. また, 食糧ニーズの調査方法や時間的に変化する食糧ニーズを考慮した予測方法について述べる. 食糧ニーズの調査は, 予測する際の学習データとして用いる.

2.1 予測方法の検討

データの予測には, 時系列分析や重回帰分析という手法がある. 時系列分析は, 時間の経過に伴い変化するデータを分析する手法である. データがある要因に従って規則的に変動している時系列データに時系列分析を行うことで長期増加や長期減少, 季節性を考慮したデータの変動を予測することが可能である. 例えば, 暑い日と寒い日では, 売れ行きが異なるアイスの売上データや春, 秋と夏, 冬に利用されるガスの消費量のデータなどである. 時系列分析には, いくつかのモデルが存在する. 代表的なものとして, 自己回帰モデルや移動平均モデル, 自己回帰移動平均モデルが存在する. 自己回帰（AR）モデルは, 時間 t に対してある変数をある確率で分布したものを線形で表し, 過去のデータに影響されて記述されるモデルである. つまり, ある時刻 t の値を時刻 t よりも古い過去のデータを用いて回帰し, 予測を行うものである. 例えば, 失業率といった経済指標や株価の分析などに用いられる. また, 自己回

2.1　予測方法の検討

帰（AR）モデルは，１次 AR モデルと j 次 AR モデルがある．１次 AR モデルは, 1 時点前までのデータ X_{t-1} を用いて回帰する AR モデルである.1 次 AR モデルの式を時間 t における予測データ X_t, 定数項 c, 1 時点前までのデータ X_{t-1}, パラメータ φ_1, 時間 t における平均 0, ホワイトノイズを誤差である ε_t として以下に示す.[4]

$$X_t = c + \varphi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t$$

パラメータ φ_i は, 最小二乗法で求める. 誤差 ε_t が以下の性質を満たすときをホワイトノイズとする.

$$E(\varepsilon_t) = 0$$
$$Var(\varepsilon_t) = \gamma(0)$$
$$Corr(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-i}) = \gamma(i)(i = ... - 2, -1, 0, 1, 2...)$$

ホワイトノイズは各時点での値が過去の値とは無相関である.[6] j 次 AR モデルは, ある時間 t における予測データ X_t を回帰するために j 時点前までの過去のデータを用いるモデルである．以下には, ,j 次 AR モデルの自己回帰モデルの計算式を時間 t における予測データ X_t, 定数項 c, 一時点前までのデータ X_{t-i}, X_{t-i} に対するパラメータ φ_i, ホワイトノイズ ε_{t-i} として以下に示す [4].

$$X_t = c + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

これは, 時点 t における予測データ X_t を 1 時点前だけでなく, 2 時点前, 3 時点前... のデータ X_{t-1},X_{t-2},X_{t-3},... を用いて回帰する式で X_t の値は, p 個の過去の値の加重和に誤差が加わった値である．自己回帰モデルにおいて, 一時点のショックは将来の予測値に恒久的な影響を与える. 例えば, AR（１）モデル $X_t = c + \varphi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t$ では, t = 1 時点での ε_t の値が 0 でなければ, ε_t の量だけ X_1 影響する. この際, X_1 から見た X_2 では, ε_1 は $\varphi_1 \varepsilon_1$

の量だけ X_2 に, X_2 から見た X_3 では, ε_1 は $\varphi_1^2\varepsilon_1$ の量だけ, X_3 に影響を与える.
移動平均（MA）モデルは, 現在の値は q 個前までの過去のノイズの重み付き和と, 現在のノイズとに, 平均値を加算したものとして考えるモデルである. 過去のノイズが大きかった場合, 現在の値も影響を受け変化する. つまり, 将来の予測値は, 過去の予測値と実績値との誤差により決定するモデルである.[5] ここでは, 過去の予測値と実績値との誤差にホワイトノイズを用いる. 移動平均モデルには, 1 次 MA モデルと n 次 MA モデルがある.1 次 MA モデルは, 定数と 1 時点前までのホワイトノイズの加重和によって表されるモデルである.1 次 MA モデルの式を定数項を ϑ_0, ホワイトノイズを誤差である ε_t, ε_{t-1} として以下に示す.[5]

$$X_t = \vartheta_0 + \varepsilon_t + \vartheta_1\varepsilon_{t-1}$$

このとき, X_1, X_2 は以下の式で表す.

$$X_1 = \vartheta_0 + \varepsilon_1 + \vartheta_1\varepsilon_0$$
$$X_2 = \vartheta_0 + \varepsilon_2 + \vartheta_1\varepsilon_1$$

X_1, X_2 の式では, どちらもホワイトノイズ ε_1 を持っており, X_1, X_2 には, 相関があるといえる. 次の予測値を求めるため期待値をとる.1 次 MA モデルの式から両辺の期待値を以下のようにとる.

$$E[X_t] = E[\vartheta_0] + E[\varepsilon_t] + \vartheta_1 E[\varepsilon_{t-1}]$$

ホワイトノイズの期待値はどの t に対しても $E[\varepsilon_t] = 0$ のため以下のように求まる.[5]

$$E[X_t] = E[\vartheta_0]$$

このことから, X_t の期待値は定数項 ϑ_0 である.1 次 MA モデルの式の定数項 ϑ_0 を期待値 μ に置き換えた式を以下に示す.

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \vartheta_1 \varepsilon_{t-1}$$

変数の系列相関を表現する際は, 自己共分散 r_t と自己相関係数を用いる.j 次自己共分散散 r_t を以下のように表す.

$$\begin{aligned} r_t &= Cov[X_t, X_{t-j}] \\ &= Cov[\vartheta_0 + \varepsilon_t + \vartheta_1 \varepsilon_{t-1}, \vartheta_0 + \varepsilon_{t-j} + \vartheta_1 \varepsilon_{t-j-1}] \end{aligned}$$

1 次自己共分散 r_1 を以下のように表す.

$$\begin{aligned} r_1 &= Cov[X_t, X_{t-1}] \\ &= Cov[\vartheta_0 + \varepsilon_t + \vartheta_1 \varepsilon_{t-1}, \vartheta_0 + \varepsilon_{t-1} + \vartheta_1 \varepsilon_{t-2}] \\ &= \vartheta_1 \sigma^2 \end{aligned}$$

2 次以上の自己共分散 r_j を以下のように表す.

$$\begin{aligned} r_j &= Cov[X_t, X_{t-j}] \\ &= Cov[\vartheta_0 + \varepsilon_t + \vartheta_1 \varepsilon_{t-1}, \vartheta_0 + \varepsilon_{t-j} + \vartheta_1 \varepsilon_{t-j-1}] \\ &= 0 \end{aligned}$$

1 次 MA モデルには, 2 次以上の自己共分散が存在しない. 自己相関 p_t は, 1 次の自己相関

p_1 のみ存在する. 自己相関 p_1 を以下に示す.

$$p_1 = \frac{r_1}{r_0} = \frac{\vartheta_1}{1+\vartheta_1^2}$$

これにより, 自己相関 p_1 の強さは, ϑ_1 の値によって決定する.
n 次 MA モデルは, 定数と n 時点前までのホワイトノイズの加重和によって表されるモデルである.n 次 MA モデルの計算式を下記に示す. これは, q 次の移動平均モデルでパラメータ ϑ_i, ホワイトノイズ ε_t, ε_{t-i} として表す.X_t が過去の観測不可能なホワイトノイズ ε_t, ε_{t-i} の加重和として表された形である.

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{q} \vartheta_i \varepsilon_{t-i}$$

自己回帰移動平均モデルは, 自己回帰モデルと移動平均モデルを組み合わせたモデルである.p 個以前の過去の値と q 個以前のノイズの値を組み合わせることで将来の値を予測する手法である.[5] 自己回帰移動平均モデルの計算式を下記に示す. これは, ある時点 t の値 X_t が過去の X の値 X_{t-1}, X_{t-2},...,X_{t-p} と過去のホワイト・ノイズ ε_t, ε_{t-1}, ε_{t-q} の 1 次関数として表されるモデルである

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \vartheta_i \varepsilon_{t-i}$$

自己回帰移動平均モデルでは, 期待値, 自己共分散, 自己相関を MA モデルと同じように求められる.
重回帰分析は, 回帰分析とは, 単回帰分析が, 1 つの目的変数を 1 つの説明変数で予測するのに対し, 重回帰分析は 1 つの目的変数を複数の説明変数で予測する手法である. 複数の要因とそれによって変動するデータの因果関係を明らかにし, それぞれの要因がデータに与えている影響度を算出することでデータを予測することが可能である. しかし, 時系列データで

は, データと要因に強い相関があることから予測の精度が非常に低い結果となってしまいます. 重回帰分析では, 各説明変数が目的変数に及ぼす影響の向きと大きさである標準偏回帰係数 β と説明変数全体が目的変数を予測・説明する程度である決定係数 R^2 を求められ, 説明変数の影響力を比較することが可能である.

標準化偏回帰係数は, 回帰分析に用いる目的変数と説明変数を平均 0, 標準偏差 1 に標準化することによって求められる. 標準偏回帰係数の計算式を以下に示す. これは, 推定の結果得られた係数 $\hat{b_1}$ は, 説明変数 X が 1 標準偏差分上昇したときに Y の標準偏差がどのくらい変化するのかを表す.

$$\frac{Y_i - \overline{Y}}{sd(Y)} = b_0 + b_1 \frac{X_i - \overline{X}}{sd(X)} + e_i$$

決定係数 R^2 を求める式を以下に示す. これは, 回帰変動が全変動に対してどれだけ多いか, 残差変動が全変動に対してどれだけ少ないかを表している. したがって, 決定係数 R^2 は, 回帰変動を全変動で割ること求められる. 実際のデータを (x_i, y_i), 回帰式から推定されたデータを $(x_i, \hat{y}_i)$, データ全体から求められる平均値を $(\overline{x_i}, \overline{y_i})$ として表す.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \overline{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}$$

また, 重回帰分析では, 重回帰分析で得られた係数から重回帰式を用いて予測値を出す.B_i を係数, X_i を説明変数として重回帰式をは以下に示す.

$$Y = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + ... + B_iX_i$$

本研究では, 研究室で短期間の調査を行うため, 季節性などの長期的な時系列データを考慮しないものとする. また, 学生の食糧ニーズにどのような要因が影響するのかを複数の説明変数を用いて調査するため, 重回帰分析を用いる.

2.2　食糧ニーズの調査方法

重回帰分析を行うための食糧ニーズの調査方法について述べる. 調査には, 研究室に在籍する 20 代の学生 6 名を対象とした. 調査方法は, 研究室を避難所と想定し, 日付ごとの 12 時, 15 時, 18 時に何が食べたいかアンケート調査した. アンケートに記載している食糧は, 表 2.1 に示す. 主菜, 副菜, 果物, 飲料水, 菓子類に分類した 26 品目とした. また, 参加者はアンケートに記載している食糧の中から分類ごとにほしいものを回答する. また, 参加した人数や誰がどこに記入したかも記録する.1 回目の調査では, これを 4 日間行い, 全部で 3 回行った. これを学習用のデータとして用いた. 得られた学習用の調査データの 1 回目を付録 A の表 A.1, 2 回目を表 A.2, 3 回目を表 A.3 に示す. 調査方法を図 2.1 に示す. さらに, 予測の際に比較するための食糧ニーズとして 3 日間のアンケート調査を行う. 予測の際に比較する調査データを付録 B の表 B.1 に示す. 比較するための調査ニーズの調査方法を図 2.2 に示す.

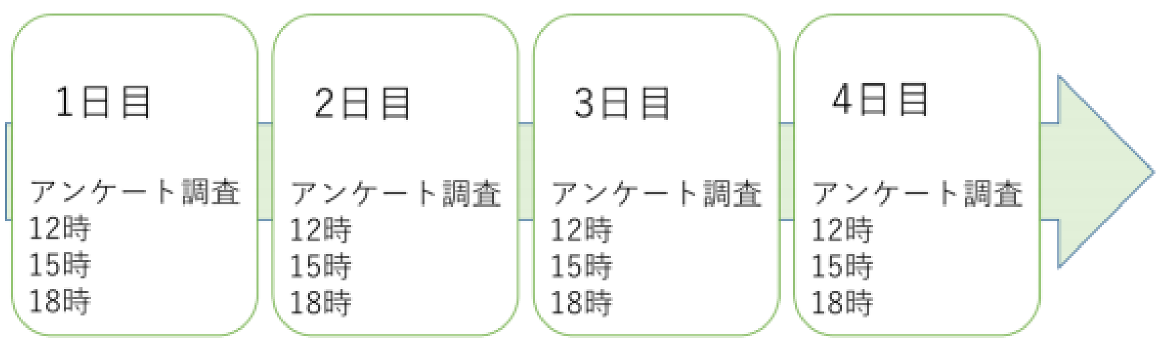

図 2.1　学習用データに用いる食糧ニーズ調査方法

図 2.2　比較に用いる食糧ニーズの調査方法

2.3　食糧ニーズの予測方法

食糧ニーズの予測方法について述べる. 予測には, Microsoft Excel 2016 MSO を用いて重回帰分析を行う. まず, 目的変数を食糧ニーズの量, 説明変数を日数, 時間, 人数とした. 分析の結果, 予測した食糧ニーズと, 比較するために行ったアンケート調査の食糧ニーズとを比較した. 食糧ニーズの予測では, 説明変数を時間, 人数, 日数としてアンケートの 12 時, 15 時, 18 時のすべての調査データを重回帰分析し予測精度を調査する. 次に, 時間による食糧ニーズを明らかにするため, 12 時と 15 時, 15 時と 18 時, 12 時と 18 時の調査データをそれぞれ重回帰分析し, 予測精度を比較する. また, 予測精度の高い食糧にどのような傾向があるのかを予測値から考察する. さらに, どの要因が最も予測精度が高いのかを明らかにするため, 最も予測精度の高い調査データを用いて説明変数を時間と人数, 時間と日数, 人数と日数でそれぞれ重回帰分析行った結果を比較する.

表 2.1　比較する説明変数

分類	ほしいもの	分類	ほしいもの
主食	米	副菜	レトルト食品
	おにぎり		インスタントスープ
	パン	飲料水	水
	もち		野菜ジュース
	乾パン		お茶
	レトルトおかゆ		スポーツドリンク
	カップラーメン		コーヒー
	うどん	菓子類	チョコレート
	パスタ		キャラメル
果物	バナナ		シリアル
	フルーツ缶		菓子パン
副菜	缶詰（肉）		飴
	缶詰（魚）		クッキー

第 3 章

食糧ニーズの予測と比較

本章では, 予測した食糧ニーズと実際の食糧ニーズとを比較した結果を述べる. また, 食糧ニーズの変化にどのような要因が強く関係したかを述べる. さらに, アンケート調査から食糧ニーズに見られる傾向について述べる.

3.1 重回帰分析における予測精度

重回帰分析では, 決定係数 R^2 がモデル全体の説明力を表す. 決定係数 R^2 は, 説明変数が目的変数の分散をどのくらい説明しているかを示す. 決定係数 R^2 を求めるには実際のデータと予測された回帰式から全変動, 回帰変動, 残差変動の 3 つを求める必要がある. 実際のデータを (x_i, y_i), 回帰式から推定されたデータを $(x_i, \hat{y}_i)$, データ全体から求められる平均値を $(\overline{x_i}, \overline{y_i})$ とする.

全変動とは, 実際のデータとデータ全体の平均値との差を表したものである. 全変動の計算式を以下に示す.

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2$$

回帰変動とは推定された回帰式から得られた予測値とデータ全体の平均値の差を表したものである. 回帰変動の計算式を以下に示す.

$$\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \overline{y})^2$$

3.1　重回帰分析における予測精度

残差変動とは, 実際のデータと推定された回帰式から得られた予測値との差を表したものである. 残差変動の計算式を以下に示す.

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

決定係数 R^2 は, 回帰変動が全変動に対してどれだけ多いか, 残差変動が全変動に対してどれだけ少ないかを表している. したがって, 決定係数 R^2 は, 回帰変動を全変動で割ること求められる. 決定係数 R^2 を求める式を以下に示す.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \overline{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}$$

決定係数は説明変数の数が増えるほど 1 に近づく性質がある. そこで, 説明変数の数が多い場合には, 自由度調整済み決定係数を用いる. 自由度調整済み決定係数を求める式を以下に示す.

$$R_f^2 = 1 - \frac{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2}{n-k-1}}{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}{n-1}}$$

予測精度の比較には, 回帰統計を用いて行った.12 時, 15 時, 18 時の調査データを日数, 時間, 人数の説明変数で重回帰分析を行った結果, すべての項目で決定係数 R^2 が 0 に近かった. これは, 予測精度が低いこと示し, 1 に近ければ, 高いといえる. 表 3.1 には, 12 時, 15 時, 18 時の米の調査データを重回帰分析した回帰統計を示す. また, 12 時と 18 時のデータも同様に重回帰分析を行った結果, すべての項目で決定係数 R^2 が 0 に近かった. そこで次に, 12 時と 15 時, 15 時と 18 時のデータで同じように重回帰分析を行った結果, 12 時と 15 時の米

の調査データ, 15 時と 18 時の米とフルーツ缶の調査データでは, 決定係数 R^2 が 0.6 以上に向上した. また, 12 時, 15 時, 18 時の米調査データのときより標準誤差が低く, 12 時, 15 時, 18 時の米の調査データで重回帰分析を行ったときより, 予測精度が高いことを表す. 表 3.2 には, 12 時と 15 時の米の調査データを重回帰分析した回帰統計を示す. 表 3.3 には, 15 時と 18 時の米の調査データを重回帰分析した回帰統計を示す. 表 3.4 には, 15 時と 18 時のフルーツ缶の調査データを重回帰分析した回帰統計を示す. この結果から, 12 時と 18 時の米の調査データには, ニーズが似ているためデータに差が見られなかったことが考えられる. また, 12 時と 18 時の調査データでは, 15 時の調査データと比べ米の回答率が高いことがわかった. さらに, 15 時の調査データには, フルーツ缶の回答率が 18 時と比べ高いことがわかった. さらに, 主食であるパン, もち, 乾パン, レトルトおかゆ, 麺類の調査データを重回帰分析した結果, 決定係数 R^2 の値が 0 に近かった. これは, 米と比較したとき, アンケート回答率が低く十分なデータが取られなかったためと考えられる.

重相関係数 R は, 目的変数の理論値と実測値との間の相関係数であり, 決定係数は重相関係数の 2 乗である. また, 説明変数を追加した場合の自由度調整済み決定係数（補正 R2）が説明変数を追加する前より高ければ, 説明変数を追加したことにより予測の精度が上がったといえる.

表 3.1　12 時, 15 時, 18 時の米の調査データの回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.305031
決定係数 R^2	0.093044
補正 R2	0.00773
標準誤差	0.750641
観測数	31

表 3.2　12 時と 15 時の米の調査データの回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.846896
決定係数 R^2	0.717233
補正 R2	0.672585
標準誤差	0.41798
観測数	23

表 3.3　15 時と 18 時の米の回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.88581
決定係数 R^2	0.78466
補正 R2	0.746659
標準誤差	0.340313
観測数	21

表 3.4　15 時と 18 時のフルーツ缶の回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.791114
決定係数 R^2	0.625862
補正 R2	0.559837
標準誤差	0.710371
観測数	21

3.2　時間による予測値の比較

予測値の比較には, 重回帰式を用いる. 変数は以下に示す.

$$Y = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + B_3X_3$$

目的変数は, Y, 説明変数は, 時間 (X_1), 人数 (X_2), 日数 (X_3), B_n は, 係数である. 説明変数である時間を X_1, 人数を X_2, 日付を X_3 として, 12 時と 15 時の米を重回帰分析した結果, 表 3.5 のような結果が得られた.
この結果から重回帰式は,

$$Y = 5.594953 - 0.401744X_1 + 0.073121X_2 + 0.050247X_3$$

が得られた. 得られた結果の小数点以下を四捨五入したものを予測値とする. また, マイナスの値を 0 とする. 標準誤差は係数の推定値 B_i(i=0,1,2,3) がどのくらい真の B_i からばらつくものかを表し, 値が小さいほど推定値の精度が高くなる.t 値と p 値とは, 回帰分析の結果を見る際の一つの重要なチェック項目として, 説明変数の係数や定数項が有意であるか否かに着目する. その際, 大事になるのが t 値と p 値である.
t 値は, 係数などが確かであるかどうかの度合いの判断をする際に用いる数値であり, t 値の絶対値が大きければ大きいほど, 強く有意であると判断できる.t 値の値が-2 以下または+2 以上が有意とされている.t 値は, 偏回帰係数 $\hat{B}_i$ を標準誤差で割った値である.t 値を求める式を以下に示す.

$$t = \frac{\hat{B}_i - 0}{se(\hat{B}_i)}$$

p 値は、上記の t 分布に基づいて, 係数などが偶然その値である確率を示している. p 値 $<$ 0.05 の場合, この変数が 5 %以下の確率でこの係数になったということができ, 5 %水準で統計的に優位であるといえる.

3.2　時間による予測値の比較

12 時と 15 時の米では, 時間の係数 (X_1) の t 値が-6.76849 という数値を示し, p 値が 1.83E-06 と 1 %水準で有意のため説明力のある変数といえるが, それ以外の変数はニーズの変化に影響していないといえる. 下限 95 %と上限 95 %は, 各説明変数の係数の範囲を示し, 100 回中 95 回の確率で係数が取りうる限界値である.

表 3.5　12 時と 15 時の米

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95 %	上限 95 %
切片	5.594953	0.879524	6.361338	4.2E-06	3.754087	7.435818
時間	-0.40177	0.059359	-6.76849	1.83E-06	-0.52601	-0.27753
人数	0.073121	0.068013	1.075097	0.295795	-0.06923	0.215475
日付	0.050247	0.0653299	0.768314	0.451745	-0.08663	0.187127

12 時と 15 時と 18 時の米の調査データを重回帰分析した結果を表 3.6 に示す. 12 時と 15 時と 18 時の米の調査データでは, 各説明変数の係数の t 値の絶対値が 2 以下かつ p 値が 5 %を超えているため, ニーズの変化に影響力のない説明変数といえる.

表 3.6　12 時, 15 時, 18 時の米

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95 %	上限 95 %
切片	0.344209	1.016975	0.338463	0.737632	-1.74245	2.43087
時間	-0.03676	0.059354	-0.61927	0.540931	-0.15854	0.085028
人数	0.140474	0.102889	1.3653	0.183427	-0.07064	0.351584
日付	0.111532	0.102378	1.089412	0.2856	-0.09853	0.321595

15 時と 18 時の米を重回帰分析した結果を表 3.7 に示す. 15 時と 18 時の米では, 時間と人数の係数の t 値の絶対値が 2 以上かつ時間の p 値が 1.11E-06, 人数の p 値が 0.014562 と 5 %水準で有意のためニーズの変化に影響力のある変数といえるが, それ以外の説明変数は影響力がないといえる.

15 時と 18 時のフルーツ缶を重回帰分析した結果を表 3.8 に示す.15 時と 18 時のフルーツ

3.2　時間による予測値の比較

表 3.7　15 時と 18 時の米

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95 %	上限 95 %
切片	-6.40005	0.872982	-7.33126	1.17E-06	-8.24188	-4.55822
時間	0.38424	0.052178	7.363985	1.11E-06	0.274153	0.494326
人数	0.148395	0.054562	2.719727	0.014562	0.033278	0.263511
日付	0.015484	0.058238	0.265879	0.79353	-0.10739	0.138353

缶では, 時間の係数が p 値が 1 %水準, 人数が 5 %水準で有意のためニーズの変化に影響力のある変数といえるが, それ以外の説明変数は影響力がないといえる.

表 3.8　15 時と 18 時のフルーツ缶

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95 %	上限 95 %
切片	4.744951	1.823289	2.602556	0.018582	0.898359	8.591542
時間	-0.35331	0.108972	-3.24126	0.004792	-0.58322	-0.12339
人数	0.443475	0.113951	3.891793	0.001172	0.203059	0.683891
日付	0.05971	0.121627	0.490926	0.629756	-0.1969	0.316321

予測精度の低い 12 時, 15 時, 18 時の米の予測値では, 時間によって変化するニーズの傾向が見られなかった. 図 3.1 は, 12 時, 15 時, 18 時の米の予測ニーズと実際のニーズを比較したグラフである. 予測精度の高い 12 時と 15 時の米の予測値を重回帰式で求めた結果, 12 時に米のニーズが求められることがわかる.12 時と 15 時の米の予測ニーズと実際のニーズを比較した結果を図 3.2 に示す.15 時と 18 時の米の予測では, 18 時に米のニーズが求められることがわかる. これは, 米が主食で 12 時と 18 時の時間帯がご飯時であるためと考えられる. 図 3.3 は, 15 時と 18 時の米の予測ニーズと実際のニーズを比較したグラフである. また, 15 時と 18 時のフルーツ缶の予測値から 15 時にフルーツ缶のニーズが求められることがわかる. これは, 夕方のご飯時にフルーツ缶を食べたい人が少ないためである. 図 3.4 は, 15 時と 18 時のフルーツ缶の予測ニーズと実際のニーズを比較したグラフである. これによ

り, 予測精度の高いニーズは, 比較的ニーズに近い結果が得られることやニーズが求められている時間がわかった. 予測の際に比較する説明変数を表 3.9 に示す.

表 3.9　比較する説明変数

時間	人数	日付
12	3	1
15	4	1
18	1	1
12	2	2
15	3	2
12	4	3
15	4	3
18	3	3

3.3　説明変数による比較

最も予測精度の高かった 15 時と 18 時の米の調査データを用いてどの説明変数の組み合わせが食糧ニーズの予測に影響しているか比較した. 説明変数を時間と人数, 時間と日数, 人数と日数でそれぞれ重回帰分析を行った結果, 決定係数 R^2 の値は, 時間との組み合わせが 1 に近く, 時間と人数のデータが最も 1 に近かった. 表 3.10 は, 時間と人数による回帰統計である. また, 時間だけによる説明変数, 時間と日数の説明変数による回帰統計を比較した結果, 自由度調整済み決定係数 (補正 R2) が時間だけの説明変数より低い値となった. このことから, 日数は, ニーズの変化に影響していないといえる. 表 3.11 は, 時間だけによる回帰統計である. 表 3.12 は, 時間と日数による回帰統計である. また, 人数と日数の説明変数の分析にによる回帰統計では, 決定係数 R^2 が最も低かった. 表 3.13 は, 人数と日数の説明変数による回帰統計である. この結果から, 米は時間と人数によってニーズが変化することがわかった.

表 3.10　時間と人数による回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.885305
決定係数 R^2	0.783764
補正 R2	0.759738
標準誤差	0.331412
観測数	21

3.3　説明変数による比較

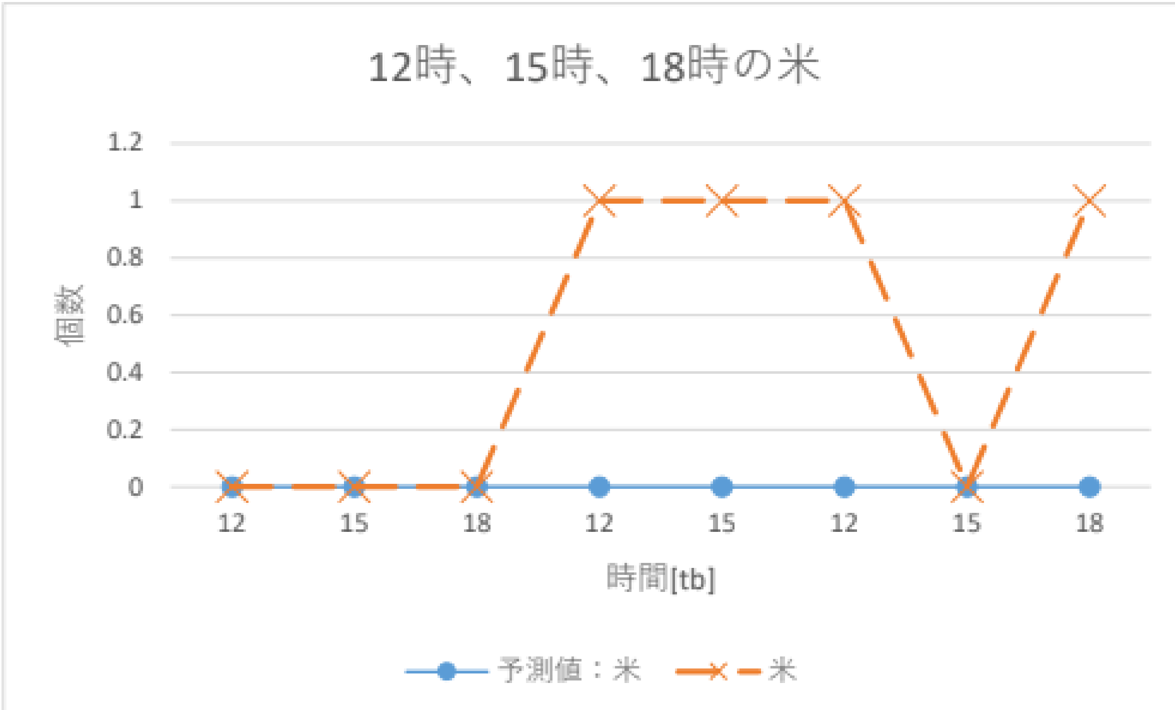

図 3.1　12 時, 15 時, 18 時の米のニーズ

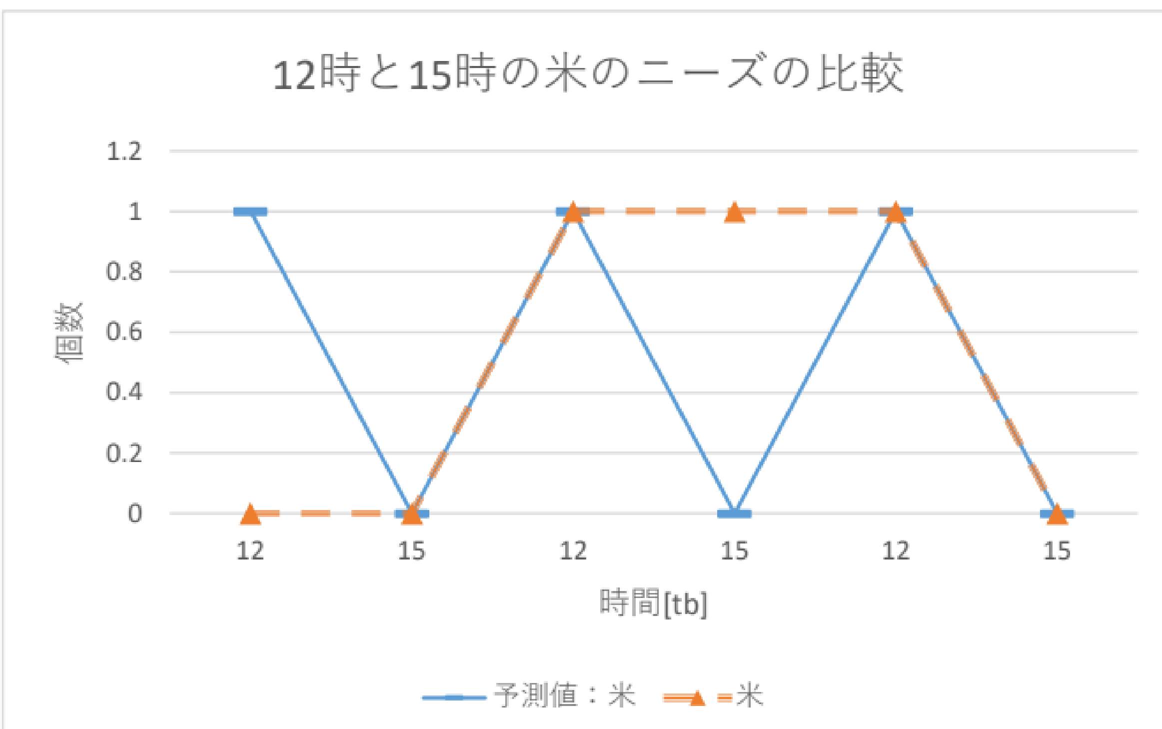

図 3.2　12 時と 15 時の米のニーズ

3.3　説明変数による比較

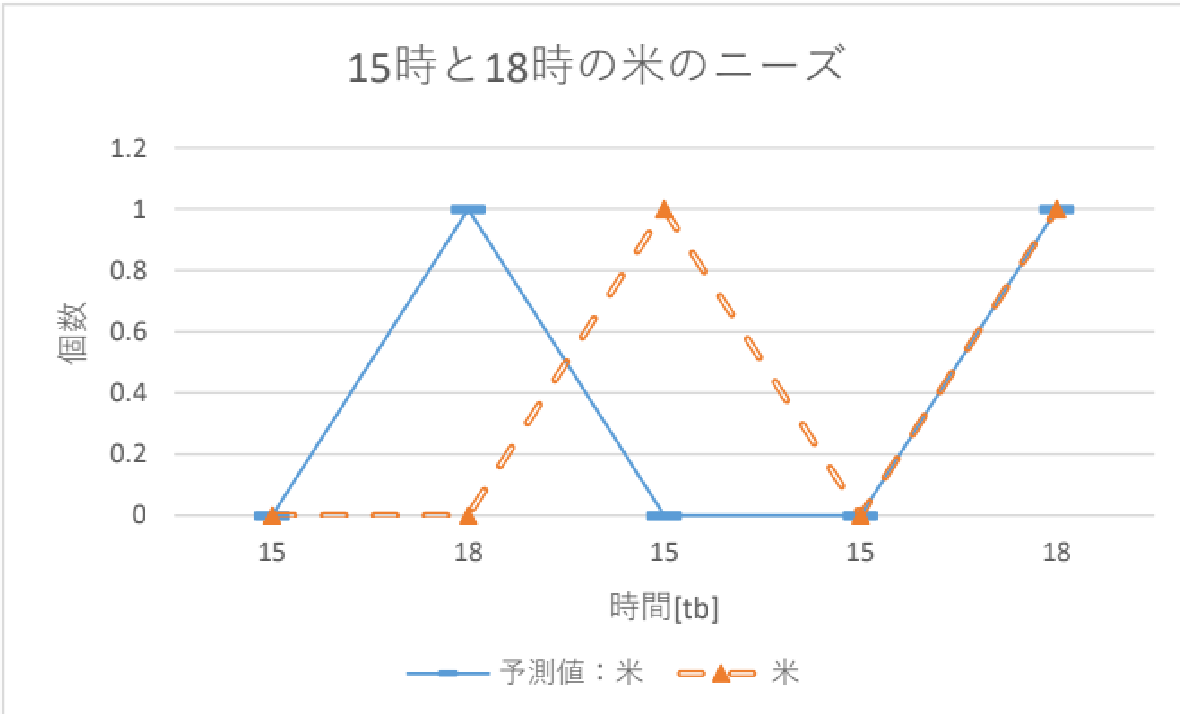

図 3.3　15 時と 18 時の米のニーズ

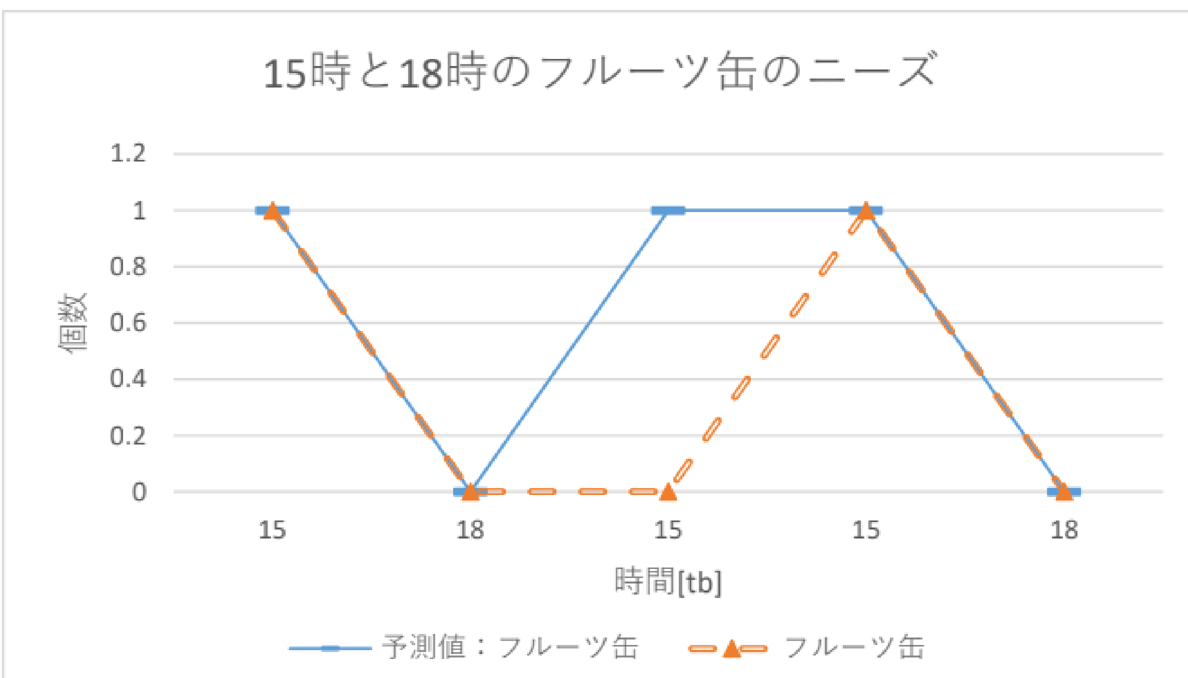

図 3.4　15 時と 18 時のフルーツ缶のニーズ

3.3　説明変数による比較

表 3.11　時間だけによる回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.827978
決定係数 R^2	0.685547
補正 R2	0.668997
標準誤差	0.388993
観測数	21

表 3.12　時間と日数による回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.831242
決定係数 R^2	0.690963
補正 R2	0.656625
標準誤差	0.396196
観測数	21

表 3.13　人数と日数による回帰統計

回帰統計	
重相関係数 R	0.312645
決定係数 R^2	0.097747
補正 R2	-0.0025
標準誤差	0.676969
観測数	21

3.4　食糧ニーズの関係性

アンケートの調査結果から主食であるパンやもち, 乾パン, 麺類では, 比較的回答率が低かった. また, 米を選択している人は, 必ず副菜を選択していることがわかった. これは, 副菜とともに食べる米と比較したとき, お腹が満たされないためと考えれる. このことから, 備蓄品や災害時に支給される食糧には, 主菜と副菜を考慮した備蓄や配送が必要であると考えられる.

第 4 章

結論

4.1　まとめ

本研究では, 研究室の学生を対象に避難所を想定した時間的に変化する食糧ニーズを予測することを目的とし, 時間的変化する食糧ニーズの変化にどのような要因があるか明らかにした. 今回の実験では, 予測精度の高かった米のニーズが変化する要因に時間と人数が関係していることがわかった. また, 避難所での備蓄品や食糧の配送には, 主菜と副菜を考慮した備蓄や配送が必要であることがわかった. しかしながら, 本研究では, 参加者がアンケート調査の食糧ニーズを実際に食べていないため, 食糧ニーズを正確に表現しているとはいえない.

4.2　今後の課題

今後の課題として, 参加者に避難所を想定した食糧を食べてもらい, 実際の食糧ニーズを再現する必要がある. また, 避難所の年齢構成や災害の程度, 被災者の心理的状況なども食糧ニーズに影響を与えるため, 実際の災害状況に近い環境や避難所での年齢構成を想定して行うことで災害時の心理的状況や実際の食糧ニーズに与える影響を分析することが必要である. 今回の調査では, 4 日間のデータを集めたが, 実際の避難所では, 長期的な食糧支援を必要とするため, 調査には, 1 週間以上のニーズ調査をしていく必要がある.

謝辞

本研究を行うにあたり，ご指導頂きました高知工科大学情報学群の福本昌弘教授に謹んで感謝致します．一度, 研究室を抜け出した私を見捨てることなく, ご指導してくださったこと大変感謝しております. 本研究の副査をしていただいた情報学群松崎公紀教授にも謹んで感謝致します.NOC の職員であり, 研究室の OB でもある福冨英次氏にも謹んで感謝致します．ご飯に連れて行ってもらったり, ヤブ遅くまで研究についてのアドバイスや指摘をいただきました.

参考文献

[1] ブンポン健人, 奥村誠, 大久保和明, ”東日本大震災における救援物資ニーズの時間的変化に関する研究,” 運輸政策研究, 2013.

[2] 別府茂, ”災害弱者の生活と食事ー現状と課題ー,” 日本食生活学会誌, 2009.

[3] 渡邉貴弘, ”重回帰分析を用いた出生率に影響を及ぼす社会経済的要因の検証,” 広島経済大学, 2016.

[4] 堀貞喜, ”自己回帰モデルの係数と推定方法の比較,” 国立防災科学技術センター, 1989.

[5] 藤井光昭, 渡辺則生, 田中勝人, 酒井英昭, 川島利兵衛 ”統計的時系列分析の現状と展望,” 日本統計学会誌, 1993.

[6] 福地純一郎”時系列解析入門,” 学習院大学, 2002.

付録 A

調査データ

表 A.1　1 回目の調査データ

日数	1	1	2	2	2	3	3	3	4
時間	15	18	12	15	18	12	15	18	15
人数	6	5	3	6	6	5	4	3	5
米	0	1	1	0	2	1	0	1	0
おにぎり	0	3	1	0	1	1	2	1	0
パン	2	0	0	0	0	0	0	0	0
もち	0	0	0	1	0	0	0	0	0
乾パン	1	0	1	0	0	0	0	0	0
レトルトおかゆ	0	0	0	0	0	1	0	0	0
カップラーメン	0	2	0	0	0	1	0	0	0
うどん	0	0	1	0	2	0	0	0	0
パスタ	0	0	0	0	0	1	0	1	0
バナナ	1	0	0	0	0	0	1	1	1
フルーツ缶	3	0	1	2	1	0	0	0	3
缶詰（肉）	1	1	0	0	0	2	0	0	0
缶詰（魚）	0	2	0	0	2	0	0	1	0
レトルト食品	0	1	0	0	0	1	0	1	0
インスタントスープ	0	0	2	0	0	1	1	0	1
水	3	1	1	0	1	1	0	0	0
野菜ジュース	0	0	0	0	0	1	2	0	0
お茶	2	2	2	3	2	3	1	2	2
スポーツドリンク	1	1	0	1	1	0	1	0	0
コーヒー	0	0	0	2	0	0	0	1	1
チョコレート	3	2	0	0	1	0	2	1	2
キャラメル	0	0	0	1	0	0	0	0	0
シリアル	0	0	1	0	1	0	0	0	0
菓子パン	0	0	0	0	1	1	1	0	0
飴	0	0	0	0	0	0	0	0	1
クッキー	0	0	1	4	1	0	0	0	1

表 A.2　2 回目の調査データ

日数	1	2	2	3	4	4	4	5	5	5
時間	15	12	15	15	12	15	18	12	15	18
人数	3	2	1	5	5	4	3	2	2	1
米	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
おにぎり	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0
パン	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
もち	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
乾パン	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
レトルトおかゆ	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
カップラーメン	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1
うどん	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
パスタ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
バナナ	1	1	1	2	2	2	1	0	1	0
フルーツ缶	1	1	0	2	0	1	0	1	1	0
缶詰（肉）	0	2	0	1	2	0	1	1	0	1
缶詰（魚）	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
レトルト食品	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0
インスタントスープ	0	0	0	0	1	0	2	1	0	0
水	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0
野菜ジュース	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
お茶	1	1	0	4	3	1	3	2	0	0
スポーツドリンク	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
コーヒー	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
チョコレート	1	1	1	3	2	1	1	2	1	0
キャラメル	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
シリアル	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
菓子パン	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
飴	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1
クッキー	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0

表 A.3　3 回目の調査データ

日数	1	1	2	2	3	3	3	4	4	5	5	5
時間	12	15	12	15	12	15	18	12	18	12	15	18
人数	3	5	5	3	4	4	3	4	4	4	4	5
米	0	0	2	0	2	0	1	2	1	1	0	2
おにぎり	1	1	2	1	0	0	1	0	1	0	0	2
パン	0	0	1	1	0	2	0	1	0	1	1	0
もち	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
乾パン	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
レトルトおかゆ	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0
カップラーメン	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
うどん	1	0	0	0	2	0	1	0	1	0	0	1
パスタ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
バナナ	0	0	0	1	1	2	2	0	2	1	1	1
フルーツ缶	2	3	2	0	1	1	0	0	0	0	1	1
缶詰（肉）	0	0	2	0	0	0	0	1	1	1	0	2
缶詰（魚）	0	0	0	0	1	0	2	0	0	0	0	1
レトルト食品	1	0	1	0	1	0	1	0	1	2	0	0
インスタントスープ	2	1	1	1	2	1	0	2	2	2	0	1
水	1	1	2	0	1	1	1	1	1	1	0	1
野菜ジュース	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
お茶	2	1	2	3	1	1	2	2	1	2	3	2
スポーツドリンク	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
コーヒー	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
チョコレート	1	2	2	1	1	1	0	1	2	1	1	1
キャラメル	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
シリアル	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
菓子パン	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0
飴	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0
クッキー	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1

付録 B

比較に用いる調査データ

表 B.1　比較する調査データ

日数	1	1	1	2	2	3	3	3
時間	12	15	18	12	15	12	15	18
人数	3	4	1	2	3	4	4	3
米	0	0	0	1	1	1	0	1
おにぎり	2	0	0	0	0	0	0	0
パン	0	1	0	0	0	0	0	2
もち	0	0	0	0	0	0	0	0
乾パン	0	0	0	0	0	0	0	0
レトルトおかゆ	0	0	0	0	0	0	0	0
カップラーメン	0	0	0	1	0	0	0	0
うどん	1	0	1	0	0	2	1	0
パスタ	0	0	0	0	0	1	0	0
バナナ	1	1	0	1	1	1	1	1
フルーツ缶	0	1	0	0	0	1	1	0
缶詰（肉）	0	0	0	0	0	1	0	1
缶詰（魚）	1	0	0	0	1	0	0	1
レトルト食品	1	0	0	1	0	0	0	0
インスタントスープ	0	0	0	1	0	3	0	0
水	0	1	0	0	1	2	0	0
野菜ジュース	0	0	0	0	1	0	1	1
お茶	2	1	0	2	1	1	2	2
スポーツドリンク	0	0	0	0	0	0	0	0
コーヒー	0	0	0	0	0	0	1	0
チョコレート	1	2	0	1	2	2	1	1
キャラメル	0	0	0	0	0	0	0	0
シリアル	0	0	0	0	0	0	0	0
菓子パン	0	0	0	0	0	0	0	0
飴	0	2	0	0	0	0	2	0
クッキー	1	0	0	0	0	0	0	0